

好的系统应当能够逐步引导用户找到相关的信息，尽管这种相关性在最初可能并不清楚。

作者：TUUKKA RUOTSALO、GIULIO JACUCCI、
PETRI MYLLYMÄKI 和 SAMUEL KASKI

交互意图建模：超越搜索的信息发掘

意图建模与可视化用户界面的结合可以帮助用户发现新的信息，显著提高他们的信息探索能力。

目前，搜索引擎每天接受为数十亿请求，并在分毫之间返回对搜索查询的响应。它们是求证事实和查询信息的必备工具用户能轻松创建查询的信息（如“寻找最近的餐馆”或“寻找某书的评论”）。但搜索引擎

并不善于支持那些超越简单关键字查询的复杂信息探索和发掘任务。在信息探索和发掘（常被称为“探索式搜索”）中，用户或许难以表达他们的信息需求，而且新的搜索意图可能只有在对获得的信息进行思考后才会发觉。^{8,9,18} 这一发现可以回溯到二十世纪八十年代提出的“词汇不匹配问题”¹³，此问题目前依然难以在信息检索（IR）系统中加以解决（请见附文“背景”）。本质上，该问题指的是在人们交流过程中，撰写文档的作者和搜索这些文档的用户在表达意图时所使用的语言和词汇可能差异很大。^{8,21}

由于日常搜索行为繁杂多样，从简单的信息检索，到一系列更复杂的信息探索²³，如何在搜索过程中协助用户变得越来越重要，尤其是当用户的搜索意图不明确和需求不停变化的时候。

我们将介绍交互意图建模，这种方式提倡在人和 IR 系统之间进行丰富的交互，从而实现超越搜索的信息发掘。它向用户提供要探索的可能意图，将它们可视化呈现为用户当前位置周围的信息空间中的方向，并允许通过交互来改善对用户搜索意图的估测，以此解决词汇不匹配问题。

» 重要见解

- 当前搜索引擎在复杂搜索任务中提供的协助有限；用户注意力分散，必须将认知活动集中在寻找导航线索上，而不是学习和选择相关的信息。
- 交互意图建模通过计算建模（针对交互进行可视化呈现）增强人类信息探索能力，通过用户界面帮助用户进行搜索和探索。这些用户界面应该高度功能化但不是杂乱或令人分心的。
- 交互意图建模可以将任务级信息查找表现提升 100% 以上。



交互意图建模基于两条科学原则（见图1）：

可视化。可视化呈现当前搜索意图和信息空间中的方向；以及

适应性。意图模型的交互式适应，平衡对信息空间的探索和对用户反馈的利用；意图模型必须能够严谨地处理因交互有限、甚至不是最优的用户反馈而带来的不确定性。

通过可视化呈现查询和数据元素（如关键字），这种方式可使系统向用户显示其对用户搜索意图的理解，同时展示用户在信息空间中当前位置周围的可用搜索方向。初始状态下可用于判断用户搜索意图的迹象通常十分有限。因此，只有

系统能够预测具有潜在相关性的意图的一个充分大的子集，意图模型才对用户可用。鉴于意图模型的可视化呈现及其与信息空间的关系，用户能够为意图模型提供反馈，让系统改善后续迭代中的意图估测，对数据进行检索和排序，并更新信息空间中方向的可视化呈现。

交互意图建模示例

用于科学文献搜索的 SciNet 系统 (<http://augmentedresearch.hiit.fi/>) 展示了交互意图建模中的这两条原则（图2）。²⁰该系统目前建立了5000多万篇科学文章的索引，旨在通过快速反馈循环帮助用户探索与特定研究主题相关的信息，并理解

与最初的查询上下文相关的可用信息。^{14,20}

在图2的场景中，用户试图了解“3D gestures”并键入了相应的查询。系统为该用户可视化呈现对其当前搜索意图的估测，并以雷达图的方式提供可能的意图和信息空间中的方向。用户随后直接在界面上浏览系统所推断的各种意图。

图2a是系统对“3D gestures”初始搜索的响应，提供了相关指引，如“video games”、“user interfaces”、“gesture recognition”和“virtual reality”。在图2b中，用户选择了“gesture recognition”，于是获得了更多选项来继续探索更加具体

的主题（如“nearest neighbor approach”和“hidden Markov models”），以及更为宽泛的主题（如“pointing gestures”和“spatial interaction”），系统根据用户的

交互历史估测这些主题具有相关性。这种建模的基础是用于判断任务层面搜索意图的快速在线回归模型。²⁰该模型根据用户反馈估测与潜在搜索意图有关的相关性以及

这些估测有关的不确定性。搜索意图被可视化呈现为关键字，而选择对哪些意图进行可视化呈现，则是通过“探索-利用”范式来确定的。诀窍在于不仅向用户提供被最具相关性的，还提供可信度最高的关键词。用户决定要进行探索还是利用，因为相关的和不确定的关键字都已可视化呈现；例如，如果用户先选择“gesture recognition”而后再选择“hidden Markov models”，那么系统会建议手势识别中的特定的隐 Markov 模型应用（这属于利用，因为它们被判断为最具相关性），同时允许用户继续探索更为不确定的方向（如手势识别中的其他算法技术）。

虽然从基于最大相关性原则的传统 IR 角度而言，为用户提供不确定的交互选项是违反直观性的，但我们的交互意图建模可以帮助用户克服词汇不匹配问题，因为系统为他们提供交互资源，以持续引导搜索并主动探索相关的的信息、尽管其相关性最初不明显。实验表

图 1.通过交互意图建模探索信息基于两大原则：可视化呈现当前的搜索意图和方向；以及平衡探索和对用户反馈的利用。由于识别事物更加轻松，而不必在重组查询时记住它们，因此用户的认知活动因此得以减少。

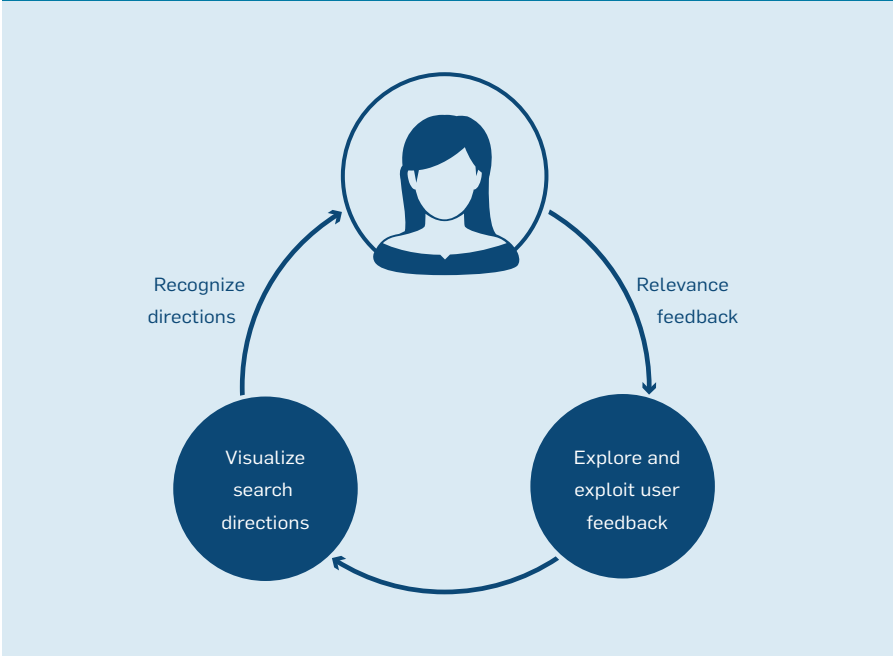


图 2.SciNet 系统搜索用户界面。



(a) 用户发出查询“3D gestures”，系统在雷达图中可视化呈现意图模型，其中包含可能感兴趣的意图（关键字）和按评分排列的文档列表。为用户可视化呈现估测的意图（内圈暗灰色区域），并在右侧检索其结果。角度距离对应于意图的相似性，而距中心的径向距离则对应于相关性。预测的潜在未来意图可帮助用户在雷达图中自我定位，它们已可视化呈现在外圈（浅灰色）区域。用户通过将关键字拖到更靠近雷达中心的位置来提供正面的反馈，通过拖动它们远离中心来提供负面反馈。每一迭代中可以拖动多个关键字。在线学习方法可以使系统在不到一秒时间内做出响应。

(b) 用户通过将对应的关键字拖向雷达图中心，提高了“gesture recognition”的相关性。系统然后将新估测的相关意图可视化呈现为关键字（如“pattern recognition”、“pointing gestures”、“recognition rates”、“nearest neighbor approaches”和“hidden Markov models”）。

明, 用户任务的表现可以得到大幅提高。

为对这一功能提供这一支持, 该界面提供一种非侵入式相关性反馈机制, 在该机制中, 用户将关键字拉往雷达图的中心以提高其重要性, 将关键字推离雷达图中心来降低其重要性。可以通过鱼眼镜头来放大关键字, 这个鱼眼镜头会跟随鼠标光标出现在雷达图上的任何位置。作为响应, 系统会更新意图的可视化呈现和搜索结果。与自由度更高或更低的其他可视化方式相比, 雷达图的放射状布局意味着在显示的信息量与可理解性之间达成良好的平衡, 而前者可能会让与可视化呈现的交互变得更加困难。

搜索意图和方向的交互可视化

SciNet 示例演示了如何利用可视化来诱导反馈。反馈的目标可以直接对准意图模型(图2中雷达图的内圈), 或者指向可能的未来方向(图2中雷达图的外围)。由于词汇不匹配问题, 用户常常难以将它们的需求表达为书面查询, 因而可能会以不精确的查询开始他们的搜索。因此, 引导用户就如何在后续迭代中指引其搜索提供反馈的交互与反馈机制至关重要。它的基础是著名的认知科学理论, 即用户会发现识别比回忆来得容易。³人们识别所看到的某一事物通常要比从头开始描述要容易。

然而, IR 研究中越来越多的证据佐证了以下发现: 虽然相关性反馈有益于使系统更好地服务于用户搜索意图, 但在大多数情形下, 用户实际上不使用反馈机制。¹⁸这一发现与另外两个认知科学结论相关: 用户识别较小的事物要比较复杂的事物容易, 他们理解与特定参考点相关的信息要比理解孤立的信息容易。⁶评估完整文档的相关性这一任务可能要比表述新的查询还要艰巨。

背景

近期的行为学研究表明, 很大一部分用户信息查找活动是探索性的, 并以复杂和演进的用户信息需求性质为特征。¹⁸因此, 用户面临的问题是要输入正确的词语来描述他们的搜索意图, 以便之后的迭代中能够检索到他们想要的信息。这是信息寻找研究的重大发现之一。Furnas 等人、¹³Saracevic 和 Kantor²¹ 以及 Bates 分别开展了相关的研究,^{7,8} 这些研究均表明, 人类交流模式不太适合编写的查询词。例如, 在 Furnas 等人¹³ 的研究中, 两个研究对象选用同一搜索词的概率小于 0.2, 这在许多常见搜索情形中导致了 80%-90% 的错误率; Saracevic 和 Kantor²¹, 以及 Zhao 和 Callan²⁵ 后来也获得了相似的结果。这些发现令基于编写查询词搜索界面的多种设计方法难以取得成功, 因此, 如果有用户界面能够对用户潜在的、尚未指定的搜索意图进行建模与发掘, 将具有极大价值。

当前一代搜索引擎的搜索界面过于简单, 不仅迫使用户将认知活动集中在发现可能与他们的搜索意图相关的信息上, 而且在大多数情形中, 它们也只能提供支持这一活动的搜索结果列表。系统在发掘可能相关的搜索意图上的能力原本就应该得到搜索引擎的更好支持。由于用户对信息需求的表达通常欠佳, 仅仅反映他们真实搜索意图的部分痕迹, 因此 IR 软件开发者有机会专注于找出使用户能够与搜索引擎协商的方法, 来更好地捕获他们的需求。在搜索过程中更有效地利用人类信息处理系统这一目标促使研究人员结合来自人机交互、信息检索和机器学习方面的工作成果, 打破了仅依赖人类信息处理能力的技术与搜索引擎所运用的计算方法之间的壁垒。

其他研究人员研究了自适应和交互式搜索用户界面, 以及它们对检索表现的影响。例如, Hearst 等人¹⁶ 开发了多种搜索用户界面, 它们利用各种筛选和可视化技巧, 如分层多面元数据²⁴ 和搜索结果群集化,¹⁶ 以及查询词语与结果词语之间的相似性的可视化等。¹⁵ Marchionini¹⁸ 提出了支持探索性搜索的用户界面, 包括浏览和检索视频内容。虽然这些技术功能性都很强, 也提高了搜索效率, 但它们仅仅利用了搜索引擎响应用户查询时已经找到的信息, 而并没有考虑到信息需求的初始表达和之后的调整常常是不甚理想的,¹² 尤其是当用户不熟悉相关领域及其词汇时。

此外, 在搜索过程中, 随着用户理解信息空间, 他们也在学习搜索词汇。例如, 当用户搜索“search engines”时, 若某技术利用的是搜索引擎已经找到的结果, 则可能会限制用户超越初始找到的结果进行探索的选择, 因为这些技术没有向用户呈现同样高度相关的其他主题的不同词语(如“information retrieval”和“information seeking behavior”)。除了这些发现外, 大多目前的 IR 系统理论是针对在搜索过程中用户参与有限且被动的系统。

信息可视化可以将繁冗的相关性评估转变为更加流畅的识别任务; 例如, 对于识别有助于寻找相关信息的重要方向而言, 可视化呈现基本文档内容的速度要快于强迫用户从原始文档中阅读此信息。^{1,17}

最近在搜索任务中运用的可视化通过逐渐交互式地探索数据网络, 支持对参考文献数据进行解读。¹⁰ 尽管这些系统展示了可视化对意义构建的重要性, 但它们的局限在于不允许用户与系统协商其意

图模型, 仅允许通过网络数据中现存的直接链接来探索信息。¹

通过可视化呈现潜在的意图, IR 系统可以以适合人类视觉系统进行快速处理的方式为用户提供一连串的选择, 即时当交互发生时数据产生动态变化也不例外。这样的界面要求具备可以在线计算的高级数据驱动型可视化。此外, 可视化不应只包含用户已经熟悉的信息, 因为那样虽然有利于识别, 但会导致意图模型陷入“上下文气泡”

中。相反，必须向用户提供信息空间的未知部分，借助这些部分与已经熟悉的信息之间的关系来促进意义构建。

平衡探索与利用

由于搜索具有演化性（如涉及 SciNet 的搜索示例中所示），不仅要利用从用户身上诱导出的反馈，而且要将其与探索平衡，这一点很重要。用户必须能够聚焦于信息空间中某一具体位置（利用），也要能够通过更加宽泛的领域拓宽其搜索范围（探索）。

这一点对于探索不熟悉的信息的用户而言尤为重要。用户常常会遭遇心理学家称为“锚定效应”的问题，即在不确定前提下作出判断时倾向于对初始值作出不充分的调整。²²因此，用户可能会不愿意放弃他们对信息需求的初始表达，或者不想过多地调整它们，从而导致后续的信息需求表达偏向于他们现有的知识。这种偏差会降低他们发现新事物的可能性。

这种行为学结论对搜索意图建模所需的机器学习方式存在影响。要做到在预测意图的同时依然允许用户掌控搜索流程，一个颇有前景的方向来自可在线学习的机器学习方法。在线学习方法能够通过逐次观察来更新模型，这样在收到反馈时可以立即做出后续的预测。就搜索而言，在线学习的目标是以交互的方式预测内容的相关性，也就是说，在作出预测后不久，就能从用户反馈中收到关于其有用性的评判。IR 系统随后会使用此信息来完善该方法所用的预测假设。

在线预测的标准机器学习无法解决下面这一问题：发现哪些交互选项对允许学习方法改善其估测结果、进而为用户创建最为有用的可视化呈现。直接通过选择当前被估测为最具相关性的方向有可能会导致收敛到次优目标，并将用户锁定

在线学习方法能够通过逐次观察来更新模型，这样在收到反馈时可以立即做出后续的预测。

在因用户有限的先验知识而预先确定的上下文气泡中；例如，搜索“3D gestures”的用户可能绝不会去探索“pointing gestures”，因为最初的查询范围可能已经太过具体而不允许进行这一探索。要收集允许进行探索的反馈，强化学习中的“探索-利用”范式就是一种有前景的解决方案。⁵在这种解决方案中，模型及其环境（用户）形成一个在线循环，学习过程中涉及在探索（显示未知信息空间中的项目以征求反馈）和利用（根据当前用户意图模型显示最可能具有相关性的项目）之间寻找平衡。

因此，可以通过在线学习意图模型（基于根据用户提供的关于模型的反馈），引导用户在不确定条件下的搜索。由于可用反馈有限且不完善，关于用户意图的不确定性程度可能相当高。因此，IR 系统务必要使用能够以严谨的方式处理不确定性的模型。可以在探索-利用困境的利用部分中使用概率性在线学习模型；此外，由于是概率模型，估计结果的不确定性可以被量化，并用于来判断向用户可视化呈现的最佳替代选择。⁵

从效用到任务表现

在研究旨在协商用户搜索意图的 IR 系统时，务必要认识到，这些系统要提的实用性不在于查询-响应级别上的效用，而在于任务层面上的表现。在交互式 IR 系统中，用户常常被要求执行较多的工作来完成他们的任务；虽然其中一些可能被浪费，但他们可能会在更正最初的次优操作方面获得更大的成功。为获得表现的全貌，应当同时测量 IR 系统的两个方面：IR 系统效用（鉴于信息需求的完整描述）和人为任务表现（鉴于系统的交互模式）。

最近在基于任务的实验中对 SciNet 系统进行了研究。在该实验中，用户在 30 分钟时间内利用

在包含 5000 多万篇学术文章的数据库基础上运行的 IR 系统来完成研究任务。我们将具有交互意图建模的系统设置与传统 IR 系统（具有基于列表的可视化呈现并通过键入式查询的交互）进行了对比。我们分别对检索信息的质量、可视化呈现的采信度，以及反馈机制进行了量化。^{14,20}我们发现，交互搜索意图建模可以大大提高用户任务表现。我们也发现，任务成果的专家评分也有了提高，并且该搜索用户界面不仅增强了交互体验，也不牺牲任务执行时间。我们将任务表现的改善归功于检索信息质量的改进，以及该系统提供的可视化和交互模式的改善。尤其值得一提的是，交互意图建模改善了对新信息的回忆，而且不会丧失精确度。这一表现展示了交互建模技术的力量，能够支持对难以通过传统搜索用户界面找到的信息进行探索和发掘（见下表）。

使意图建模具有普适性

对于提供更出色的交互模式，降低与用户表达搜索意图相关的不确定性的系统而言，吸引用户与 IR 交互至关重要。虽然前文所述 SciNet 系统示例中用户任务表现有显著的提升，但对于将以人为中心的计算作为搜索活动的一部分，我们仅是浅尝辄止。意图感知型 IR 系统可以至少在两个方面从普适计算中获益，如下文所述。

可穿戴用户界面和增强现实

IR 系统可以扩展为将预测用户可能认为有用的内容在头戴式显示器 (HMD) 上显示为增广现实，从而增强现实场景。用户对可视化内容的隐式和显示反应可以展现他们的意图，帮助改善已情景化为直接设置的用户意图模型。图 3a 显示了用户可识别并操作的适当信息（如主题、研究组和出版物）如何可视化

呈现在叠加于真实场景的 HMD 上；²例如，在用户来到大会的海报区域时通过可视线索和信息增强其环境，可以帮助系统收集与该用户的意图相关的信息，即使用户并没有主动与搜索引擎交互也同样如此。

来自生理学计算的隐式反馈最近在可穿戴计算领域取得的进步促进了对用户情感和认知状态的捕获（如可穿戴脑电图即 EEG 系统）。此外，其他生理传感器（如皮电反应和心率传感器）正在集成到智能手表等腕式可穿戴产品中。此类生理信号给予了研究人员过去无法获得的额外反馈信息来源。

研究表明，情感状态信息可用于相关性判断预测，⁴而情感和心理

生理信号已运用到多媒体搜索系统中并取得了喜人的成果。¹⁹图 3b 显示了 EEG 传感器设置，该设置用于展示如何从大脑信号预测词语相关性。该实验表明，可以通过分析参与者的神经活动，同时提供与给定主题文本搜索词的相关性判断，来直接从大脑信号自动检测为用户可视化呈现的文字信息的相关性。¹¹ IR 系统开发人员可以将此类以心理学为基础的相关性检测运用于对可视化信息的隐式相关性反馈，以此改善意图模型的预测，从而补充或替代显式用户相关性评定。

总结

近期的研究表明，在为使用探索性搜索的用户提供支持方面，仍有大

交互意图建模的关键优势。

改进任务表现	与先进的检索方式和其他搜索界面技术相比，交互意图建模可以提高用户的任务表现。 ²⁰
检索信息质量	交互意图建模有助于用户超越初始的查询上下文，使他们能够大大改进回忆，同时维持准确性（尤其是对于新信息而言），使会话级改进达到 100%。 ^{14,20}
增强交互	交互式可视化呈现可以增强交互体验，而不牺牲任务执行时间。我们实验中的用户选择了可视化作为其主要的用户界面组件，以理解返回的信息并表达他们的搜索意图。 ²⁰

图 3.使意图建模具有普适性。



(a) 用户可识别并操作的适当信息作为增强现实可视化呈现在显示屏上。²当用户来到大会的海报区时，IR 系统通过数据眼镜上的增强现实来提供信息建议。然后，系统根据隐式和显示交互，迭代意图模型并提议新的信息。



(b) 此实验通过 EEG 从大脑信号预测词语相关性，从而直接从大脑信号检测文本信息的相关性。可穿戴 EEG 和其他技术可用于隐式相关性反馈，以此改进意图模型的预测，从而补充或代替显式相关性判断。¹¹

量的改进空间。总体而言，研究人员已认识到对融合了人类和计算机的信息处理能力的搜索与信息探索系统的需求。

交互意图建模是一个有理论基础发起，并经过实践证明可以为信息探索和发掘提供支持的方式。它借助可帮助用户浏览复杂信息空间的计算技术，提高用户的信息处理和发掘能力。

交互意图建模为用户提供额外的资源，让他们更好地了解信息空间，同时为系统提供更多的反馈，使它能够有效调整对用户搜索意图的理解。

吸引用户将交互反馈机制运用到信息探索和理解上，需要用户界面技术突破单纯的搜索框和链接列表，让用户可以更好地与系统交互并掌控他们的搜索结果。在交互发生时对用户意图在线建模，以及在用户次优并存在噪音的反馈中对用户意图建模，要求机器学习模型可以在线学习，并且能够进行探索而不仅仅是利用。IR 系统设计最终必须整合交互式可视化呈现、意图预测、多媒体反馈，以及更高层面的任务和目标。

IR 系统必须能够帮助用户完成任务，而不仅仅是检索文档。用户需要搜索引擎和用户界面能够适应其能力和搜索行为，而不是让用户适应它们。

鸣谢

本研究的一部分受到了芬兰科学院（278090, Multivire 255725 和 COIN Center of Excellence 251170）、TEKES（D2I 和 Re:KnoW），以及欧洲委员会 FP7 Project MindSee 611570 项目的支持。本文所含的部分数据来自 Thomson Reuters, Inc. (Philadelphia, PA) 的 Web of Science（科学网络）。本文还包含了来自 ACM 数字图书馆、IEEE 和 Springer 的数据。

参考资料

1. Ahn, J.-W. and Brusilovsky, P. Adaptive visualization for exploratory information retrieval. *Information Processing & Management* 49, 5 (Sept. 2013), 1139–1164.

2. Ajanki, A., Billingham, M., Gamper, H., Järvenpää, T., Kandemir, M., Kaski, S., Koskela, M., Kurimo, M., Laaksonen, J., Puolamäki, K., Ruokolainen, T., and Tossavainen, T. An augmented reality interface to contextual information. *Virtual Reality* 15, 2-3 (June 2011), 161–173.

3. Anderson, J.R. *Learning and Memory: An Integrated Approach, First Edition*. John Wiley & Sons, New York, 2000.

4. Arapakis, I., Athanasakos, K., and Jose, J.M.A. comparison of general vs. personalised affective models for the prediction of topical relevance. In *Proceedings of the 33rd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (Geneva, Switzerland, July 19–23). ACM Press, New York, 2010, 371–378.

5. Auer, P. Using confidence bounds for exploitation-exploration trade-offs. *Journal of Machine Learning Research* 3 (Mar. 2003), 397–422.

6. Avons, S., Wright, K., and Pammer, K. The word-length effect in probed and serial recall. *The Quarterly Journal of Experimental Psychology* 47, 1 (1994), 207–231.

7. Bates, M.J. Subject access in online catalogs: A design model. *Journal of the American Society for Information Science* 37, 6 (Nov. 1986), 357–376.

8. Bates, M.J. Indexing and access for digital libraries and the Internet: Human, database, and domain factors. *Journal of the American Society for Information Science* 49, 13 (1998), 1185–1205.

9. Belkin, N.J., Oddy, R.N., and Brooks, H.M. Ask for information retrieval: Part I: Background and theory. In *Readings in Information Retrieval*. Morgan Kaufmann Publishers Inc., San Francisco, CA, 1997, 299–304.

10. Chau, D.H., Kittur, A., Hong, J.I., and Faloutsos, C. Apollo: Making sense of large network data by combining rich user interaction and machine learning. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Vancouver, BC, Canada, May 7–12). ACM Press, New York, 2011, 167–176.

11. Eugster, M.J.A., Ruotsalo, T., Spapé, M.M., Kosunen, I., Barral, O., Ravaja, N., Jacucci, G., and Kaski, S. Predicting term-relevance from brain signals. In *Proceedings of the 37th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (Gold Coast, Queensland, Australia, July 6–11). ACM Press, New York, 2014, 425–434.

12. Fu, W.-T. and Gray, W.D. Resolving the paradox of the active user: Stable suboptimal performance in interactive tasks. *Cognitive Science* 28, 6 (Nov. 2004), 901–935.

13. Furnas, G.W., Landauer, T.K., Gomez, L.M., and Dumais, S.T. The vocabulary problem in human-system communication. *Commun. ACM* 30, 11 (Nov. 1987), 964–971.

14. Glowacka, D., Ruotsalo, T., Konyushkova, K., Athukorala, K., Kaski, S., and Jacucci, G. Directing exploratory search: Reinforcement learning from user interactions with keywords. In *Proceedings of the 2013 International Conference on Intelligent User Interfaces* (Santa Monica, CA, Mar. 19–22). ACM, Press, New York, 2013, 117–128.

15. Hearst, M.A. Tilebars: Visualization of term distribution information in full text information access. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Denver, CO, May 7–11). ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., New York, 1995, 59–66.

16. Hearst, M.A. and Pedersen, J.O. Reexamining the cluster hypothesis: Scatter/gather on retrieval results. In *Proceedings of the 19th Annual International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval* (Zurich, Switzerland, Aug. 18–22). ACM Press, New York, 1996, 76–84.

17. Lehmann, S., Schwanecke, U., and Dörner, R. Interactive visualization for opportunistic exploration of large document collections. *Information Systems* 35, 2 (Apr. 2010), 260–269.

18. Marchionini, G. Exploratory search: From finding to understanding. *Commun. ACM* 49, 4 (Apr. 2006), 41–46.

19. Moshfeghi, Y. and Jose, J.M. An effective implicit relevance feedback technique using affective, physiological and behavioural features. In *Proceedings of the 36th International ACM Conference on Research and Development in Information Retrieval* (Dublin,

Ireland, July 28–Aug. 1). ACM Press, New York, 2013, 133–142.

20. Ruotsalo, T., Peltonen, J., Eugster, M., Glowacka, D., Konyushkova, K., Athukorala, K., Kosunen, I., Reijonen, A., Myllymäki, P., Jacucci, G., and Kaski, S. Directing exploratory search with interactive intent modeling. In *Proceedings of the 22nd ACM International Conference on Information & Knowledge Management* (San Francisco, CA, Oct. 27–Nov. 1). ACM Press, New York, 2013, 1759–1764.

21. Saracevic, T., Kantor, P., Chamis, A. Y., and Trivison, D. A study of information seeking and retrieving. I. Background and methodology. *Journal of the American Society for Information Science* 39, 3 (May 1988), 161–176.

22. Strack, F. and Mussweiler, T. Explaining the enigmatic anchoring effect: Mechanisms of selective accessibility. *Journal of Personality and Social Psychology* 73, 3 (Sept. 1997), 437–446.

23. Wilson, M.L., Kules, B., Schraefel, M.C., and Shneiderman, B. From keyword search to exploration: Designing future search interfaces for the Web. *Foundations and Trends in Web Science* 2, 1 (Jan. 2010), 1–97.

24. Yee, K.-P., Swearingen, K., Li, K., and Hearst, M. Faceted metadata for image search and browsing. In *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems* (Ft. Lauderdale, FL, Apr. 5–10). ACM Press, New York, 2003, 401–408.

25. Zhao, L. and Callan, J. Term necessity prediction. In *Proceedings of the 19th ACM International Conference on Information and Knowledge Management* (Toronto, Canada, Oct. 26–30). ACM Press, New York, 2010, 259–268.

Tuukka Ruotsalo (tuukka.ruotsalo@aalto.fi) 是位于芬兰赫尔辛基的阿尔托大学赫尔辛基信息技术学院 (HIIT) 的博士后研究员。

Giulio Jacucci (giulio.jacucci@cs.helsinki.fi) 是芬兰赫尔辛基大学计算机科学系教授，也是 MultiTaction Ltd. 的联合创始人。

Petri Myllymäki (petri.myllymaki@cs.helsinki.fi) 是芬兰赫尔辛基大学计算机科学系教授。

Samuel Kaski (samuel.kaski@hiit.fi) 是位于芬兰赫尔辛基的阿尔托大学赫尔辛基信息技术学院 (HIIT) 院长，也是该大学信息和计算机科学系教授。

译文责任编辑：唐杰